

مرزبندی زون‌های دگرسانی پتاسیک و فلیک بر اساس نتایج حاصل از مدل‌سازی سه‌بعدی داده‌های میانبارهای سیال به روش شبکه‌های عصبی مصنوعی

ملیحه عباس‌زاده^۱، اردشیر هزارخانی^۲ و سعید سلطانی محمدی^۳

استادیار، گروه مهندسی معدن، دانشگاه کاشان، کاشان، ایران

استاد، گروه مهندسی معدن و متالورژی، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران

دانشیار، گروه مهندسی معدن، دانشگاه کاشان، کاشان، ایران

تاریخ دریافت: ۱۳۹۶/۰۸/۱۱ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۷/۰۴/۰۹

چکیده

امروزه یکی از روش‌های متداول در اکتشاف کانسارها، مطالعات زمین‌شناسی اقتصادی است. مدل‌سازی داده‌های میانبارهای سیال یکی از روش‌های متداول در مطالعات زمین‌شناسی اقتصادی به شمار می‌رود. در این مطالعه از روش شبکه‌های عصبی مصنوعی به عنوان یکی از روش‌های الگوریتم یادگیری ماشین به منظور مدل‌سازی سه‌بعدی داده‌های میانبارهای سیال در کانسار مس پورفیری سونگون و کاربردی کردن نتایج حاصل از آنالیز میانبارهای سیال استفاده شده است. به این منظور داده‌های حاصل از مطالعات میانبارهای سیال مستقیماً جهت تفکیک زون‌های دگرسانی مرتبط با کانی‌زایی (پتاسیک، فلیک و پتاسیک-فلیک) در منطقه مورد مطالعه استفاده شده است. با توجه به ارتباطی که بین زون‌های دگرسانی و نیز مناطق مستعد کانی‌سازی در کانسارهای پورفیری وجود دارد، بر اساس ۱۷۳ داده میانبارهای سیال موجود، تفکیک زون‌های دگرسانی در محدوده کانسار مس پورفیری سونگون بر اساس مدل سه بعدی حاصل از مطالعات میانبارهای سیال با استفاده از روش شبکه‌های عصبی مصنوعی صورت گرفت. بر اساس دقت نتایج حاصل از آزمایش مدل، می‌توان نتیجه گرفت که دقت مدل شبکه عصبی به کار گرفته شده در تفکیک زون‌های دگرسانی پتاسیک، فلیک و پتاسیک-فلیک در حدود ۸۳ درصد بوده و مدل به کار گرفته شده به نحو مناسبی توانایی تفکیک زون‌های دگرسانی مرتبط با کانی‌سازی را در محدوده کانسار مس پورفیری سونگون داشته است.

کلیدواژه‌ها: میانبارهای سیال، الگوریتم یادگیری ماشین، روش شبکه‌های عصبی مصنوعی، زون‌های دگرسانی، کانسار مس پورفیری سونگون.

E-mail: Abbaszadeh@kashanu.ac.ir

*نویسنده مسئول: ملیحه عباس‌زاده

۱- پیش‌نوشتار

(Asghari and Hezarkhani, 2008; Tahmasebi and Hezarkhani, 2009) جداسازی زون‌های دگرسانی پرداخته شده است. از آنجا که شناسایی زون‌های دگرسانی به عنوان یکی از پارمترهای کنترل‌کننده عیار، فرایندی کلیدی در اکتشافات مقدماتی و تفصیلی کانسارهای پورفیری محسوب می‌شود (Beane and Bodnar, 1995). عمده این مطالعات به کانسارهای پورفیری مربوط می‌شود (Lowell and Guilbert, 1970; Beane and Titley, 1981).

شبکه‌های عصبی علاوه بر تخمین متغیر، در زمینه‌های معدنی بسیاری همچون کارخانه‌های فرآوری (Kotake et al., 2002; Singh et al., 2013)، طبقه‌بندی زمین‌شناسی (Cardon and Hoogstraten, 1995)، شناسایی مدل‌های شکست در باز کردن معادن زیرزمینی (Lee and Sterling, 1992; Shahin et al., 2008) و غیره مورد استفاده قرار گرفته است.

صرف نظر از کاربرد شبکه‌های عصبی در تخمین ذخایر معدنی، در زمینه‌های مرتبطی همچون شناسایی ویژگی‌های آبخوان و مدل‌سازی جریان آب زیرزمینی (Rizzo and Dougherty, 1994; Foody, 1996) (Nayak et al., 2006)، به نقشه درآوردن پوشش گیاهی (Linderman et al., 2004)، فرسایش زمین (Zhao and Chen, 2011)، طبقه‌بندی داده‌های دورسنجی (Miller et al., 1995; Wang and Li, 2010)، تخمین ابعاد شبکه انفجار (Bakhshandeh Amnieh et al., 2012) و تخمین میزان لرزش زمین (Soltani et al., 2012) نیز کارایی آن اثبات شده است.

ویژگی عمومی روش‌های الگوریتم یادگیری ماشین، تأکید و اهمیت دادن به این واقعیت است که این روش‌ها می‌توانند هر گونه رابطه غیر خطی چند متغیره را در میان متغیرها با عملکرد همچون جعبه سیاه خود تقریب بزنند. از دیگر مزایای این روش‌ها قدرت عملکرد بالا در رابطه با داده‌هایی است که با خطا همراه هستند. همچنین این روش‌ها در خصوص مجموعه داده‌های کوچک قدرتمند عمل می‌کنند (Zhang et al., 1998; Dutta, 2006).

در سال‌های اخیر استفاده از مطالعات میانبارهای سیال در فرایند اکتشاف کانسارها توجه بسیاری از محققین را به خود جلب کرده است و مطالعات میانبارهای سیال به یکی از متداول‌ترین شیوه‌ها در مطالعه نهشته‌های معدنی تبدیل شده است. مطالعات انجام شده در زمینه مدل‌سازی داده‌های میانبارهای سیال را می‌توان در سه دسته اصلی تقسیم‌بندی کرد: (۱) مدل‌سازی شیمی- فیزیکی داده‌های میانبارهای سیال، (۲) مدل‌سازی زون‌های دگرسانی بر اساس داده‌های میانبارهای سیال و (۳) مدل‌سازی سه‌بعدی داده‌های میانبارهای سیال. عمده مطالعات صورت گرفته در زمینه مدل‌سازی داده‌های میانبارهای سیال را می‌توان مربوط به دسته اول دانست زیرا: (۱) دامنه مطالعات صورت گرفته در این زمینه بسیار گسترده است و شروع این مطالعات را می‌توان به پیش از سال ۱۹۰۰ میلادی مربوط دانست (Bakker, 1999) و (۲) به دلیل شرایط مختلف سیستم‌های ترمودینامیکی مرتبط با میانبارهای سیال، این نوع مدل‌سازی بر روی گونه‌های مختلف کانی‌سازی همچون کانسارهای مس پورفیری (Rusk et al., 2004; Landtwing et al., 2005; Hezarkhani, 2006a and b, 2008 and 2009) (Zhang et al., 2007) و ذخایر هیدروکربنی (Thiery, 2006) صورت گرفته است. اصلی‌ترین روش تشخیص و مدل‌سازی دگرسانی‌ها، مطالعات پتروگرافی و مینرالوگرافی است و به عبارت دیگر از روی شواهد مستقیم و بر اساس شناسایی کانی‌های شاخص، اقدام به تشخیص و تفکیک دگرسانی‌ها می‌شود. تاکنون مطالعات محدودی در زمینه مدل‌سازی غیرمستقیم زون‌های دگرسانی صورت گرفته است. در این مطالعات بر اساس شواهد غیرمستقیم (پارامترهای به دست آمده از مطالعات میانبارهای سیال و یا ژئوشیمی سنگ (Hezarkhani, 1997) و با استفاده از روش‌های مدل‌سازی عددی (همچون روش شبکه عصبی (Hezarkhani et al., 2010)، ماشین‌های بردار پشتیبان (Abbaszadeh et al., 2013 and 2015) و آنالیز مؤلفه‌های اصلی (Tahmasebi and Hezarkhani, 2009) و آنالیز تفکیکی

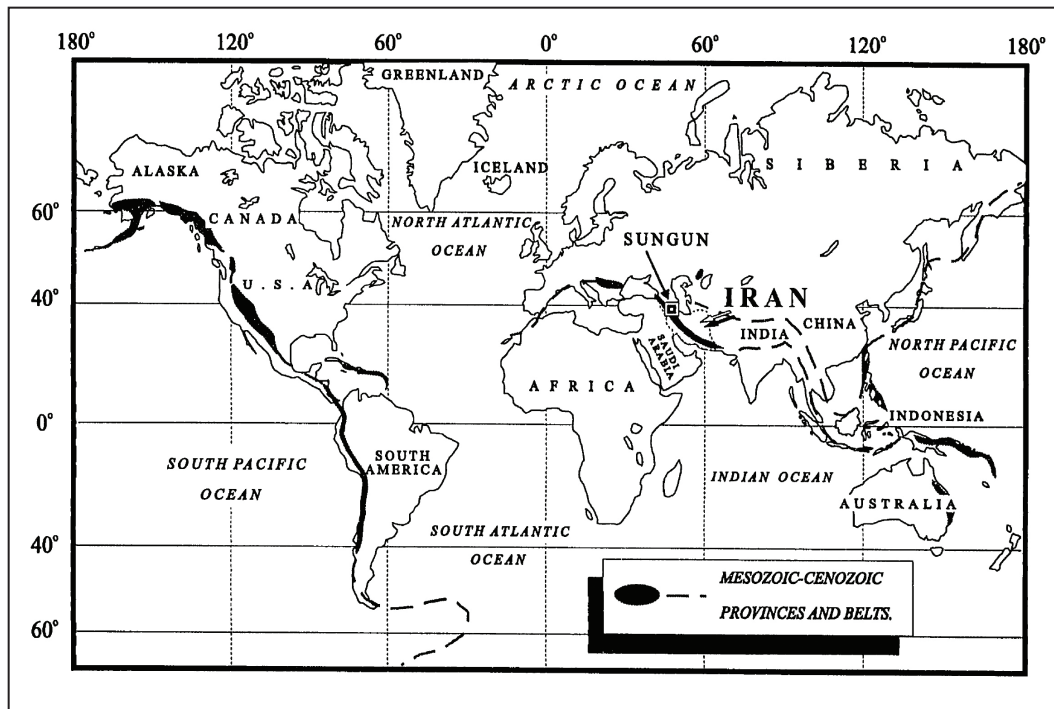
ذخیره‌ای بیش از ۸۵۰ میلیون تن کانسنگ با عیار متوسط ۰/۶۲ درصد مس و ۰/۰۱ درصد مولیبدن به عنوان یک کانسار در مقیاس جهانی شناخته می‌شود (Aghazadeh et al., 2015).

این کانسار شامل دو استوک پورفیری است. استوک پورفیری I که ترکیب آن عمدتاً کوارتز مونوزودیوریت بوده و تقریباً فاقد سولفیدهای مس، مولیبدن، سرب و روی است. استوک پورفیری II با ترکیب دیوریت/گرانودیوریت تا کوارتز مونوزیستی و سن میوسن، میزبان کانسنگ مس در کانسار مس پورفیری سونگون است (Hezarkhani and Williams-Jones, 1998; Calagari, 2004a and b; Calagari and Hosseinzadeh, 2006).

در این مقاله سعی شده است که بر اساس داده‌های حاصل از مطالعات میانبارهای سیال و با استفاده از روش شبکه‌های عصبی مصنوعی که از جمله روش‌های الگوریتم یادگیری ماشین محسوب می‌شود، زون‌های دگرسانی مرتبط با کانی‌زایی (پتاسیک، فلیک و پتاسیک-فلیک) تفکیک شوند.

۲- منطقه مورد مطالعه

کانسار مس پورفیری سونگون در کمر بند آذرین سنوزویک سهند - بزمان قرار گرفته است که بخشی از نوار پورفیری مس‌دار شرقی جهان محسوب می‌شود (Lescuyer et al., 1978) (شکل ۱). این کانسار به لحاظ ابعاد و بزرگی با



شکل ۱- ایالت‌ها و کمر بندهای کانی‌زایی مس پورفیری در جهان و ارتباط آنها با کمر بندهای کوهزایی (Sutherland and Cathro, 1976).
 مس پورفیری سونگون در ایران بر روی کمر بند کوهزایی آلپ - هیمالیا واقع شده است.

۳- زون‌های دگرسانی هیدروترمال

دگرسانی هیدروترمال و کانی‌سازی در سونگون بر روی استوک پورفیری II و به‌طور گسترده همزمان با جایگزینی آن صورت گرفته است. دگرسانی هیدروترمال اولیه در سونگون غالباً از نوع پتاسیک (در مرکز استوک) و پروپلیتیک (در بخش پیرامونی) بوده که به دنبال آنها دگرسانی‌های فلیک، سیلیسی و آرژیلیکی افتاده است. در کانسار مس پورفیری سونگون مناطق دگرسانی اکثرأ در امتداد شکستگی‌ها شدت بیشتری دارند و شدت اثر دگرسانی متناسب با شدت و فراوانی شکستگی‌ها است (Hezarkhani, 1997). از آنجا که در کانسار مس پورفیری سونگون کانی‌سازی عمدتاً در زون‌های دگرسانی پتاسیک و فلیک صورت گرفته است (Hezarkhani, 1997; Calagari, 2004a; Simmonds et al., 2017)، شناسایی و تفکیک این زون‌های دگرسانی می‌تواند در شناسایی مناطق دارای پتانسیل کانی‌زایی مؤثر واقع شود. از طرف دیگر داده‌های میانبار سیال برداشت شده از معدن مس پورفیری سونگون که در این مقاله از آنها استفاده شده است، تماماً از این دو زون برداشت شده‌اند. بنابراین در این مقاله صرفاً به معرفی این دو زون دگرسانی و تفکیک آنها در مدل کانسار مس پورفیری سونگون پرداخته شده است.

۳-۱. زون دگرسانی پتاسیک

دگرسانی پتاسیک در اثر فرایند متاسوماتیسم پتاسیم به وجود می‌آید. از نظر موقعیت

مکانی زون دگرسانی پتاسیک در بخش‌های عمیق (ارتفاع کمتر از ۱۷۵۰) و مرکزی استوک پورفیری واقع شده است (Hezarkhani, 1997; Calagari, 2004a). دگرسانی پتاسیک با کانی‌های فلدسپار پتاسیم، بلورهای نامنظم بیوتیت غنی از منیزیم و انیدریت شناخته می‌شود. زون دگرسانی پتاسیک ارتباط مکانی نزدیکی با کانی‌سازی نشان می‌دهد و در حدود ۸۰ درصد از مس و تقریباً تمام مولیبدن در طی این دگرسانی نهشته شده‌اند. به‌طور میانگین سنگ‌هایی که دگرسانی پتاسیک در آنها اتفاق افتاده است شامل ۲۸% پلاژیوکلاز، ۳۵% اورتوکلاز، ۲۰% کوارتز، ۱۵% کانی‌های فرومنیزیم (شامل بیوتیت، سربست و کلریت) و ۲% کالکوپیریت، پیریت، تیتانیت، زیرکن، شلیت، اورانیت، بیسموتیت و روتیل هستند (Hezarkhani and Williams-Jones, 1998). نسبت کالکوپیریت به پیریت در این زون کانسار عموماً بین ۱:۱ تا ۱:۷ متغیر است (Calagari, 2004a).

۳-۲. زون دگرسانی فلیک

در کانسار مس سونگون، وسعت مکانی زون دگرسانی فلیک بسیار گسترده است و دگرسانی هیپوزن غالب به شمار می‌آید. زون فلیک سونگون بر روی زون پتاسیک واقع شده است و تقریباً تمامی بخش‌های فوقانی و خارجی استوک پورفیری را می‌پوشاند و زون پروپلیتیک را از زون پتاسیک جدا می‌سازد (Calagari, 2004a).

۵- طبقه‌بندی سیالات در کانسار مس پورفیری سونگون

میانبراهای سیال به سه دسته اصلی بر اساس تعداد، ماهیت و سهم فازهای موجود در دمای اتاق طبقه‌بندی شده‌اند.

۵-۱. میانبراهای سیال نوع LV حاوی مایع + بخار ± فازهای جامد

در این نوع از میانبراهای سیال فاز مایع از نظر حجمی غالب است. این میانبراهای سیال در تمامی رگه‌های کوارتز واجد کانی‌زایی قابل مشاهده هستند. قطر آنها از ۳ تا ۱۲ میکرون تغییر می‌کند. حباب‌های بخار از نظر اندازه متغیر هستند و کمتر از ۳۵ درصد حجم میانبار را به خود اختصاص می‌دهند. این میانبارها به مایع همگن می‌شوند. لازم به ذکر است که در تعداد کمی از میانبراهای سیال نوع LV، محکب‌های هالیت (با قطر کمتر از ۱ میکرون) و کانی‌های نامشخص شفاف یا کدر (غالباً همتایت) مشاهده شده‌اند. توزیع و حجم فازهای جامد نامنظم بوده و از کمتر از ۵ تا بیش از ۱۰ درصد در نوسان است که دلالت بر این نکته دارد که این فازهای جامد بیشتر از اینکه کانی‌های دختر باشند، فازهای جامد به دام افتاده‌اند (Hezarkhani and Williams-Jones, 1998).

۵-۲. میانبراهای سیال نوع VL دارای بخار + مایع ± فازهای جامد

حباب‌های بخار دارای اندازه‌های مختلفی هستند، اما در تمامی موارد، بیش از ۶۰ درصد حجم میانبار را شامل می‌شوند. این میانبارها غالباً به بخار و به ندرت به مایع همگن می‌شوند. اگر چه بیشتر میانبراهای VL فقط دارای فازهای بخار + مایع هستند، ولی برخی از آنها یک فاز جامد منفرد دارند که هالیت یا کانی ناشناخته‌ای بوده و احتمالاً به دام افتاده نیز است (Hezarkhani and Williams-Jones, 1998).

۵-۳. میانبراهای سیال نوع LVHS چند فازی دارای مایع + بخار + هالیت + سایر جامدات

بر اساس تعداد و نوع جامدات میانبراهای سیال LVHS به سه زیر گروه تقسیم می‌شوند:

۱) میانبراهای زیر گروه S1 که با حضور هالیت + کالکوپریت ± انیدریت ± فاز K - Fe - Cl مشخص می‌شوند. هالیت، انیدریت و کالکوپریت نسبت‌های فازی پایدار دارند و به عنوان کانی‌های دختر در نظر گرفته می‌شوند. حباب‌های بخار کمتر از ۲۵ درصد حجم این میانبارها را اشغال می‌کنند. آنالیز SEM نشانگر ترکیب اریتروسیدریت (K₂FeCl₃ · XH₂O) برای جامدات با ترکیب K - Fe - Cl است.

۲) میانبراهای زیر گروه S2 علاوه بر فازهای میانبراهای زیر گروه S1 دارای سیلیت نیز هستند. فازهای جامد حدود ۶۰ درصد حجم این میانبارها و حباب‌های بخار حدود ۲۰ درصد آنها را اشغال می‌کنند.

۳) میانبراهای زیر گروه S3 دارای هالیت هستند که معمولاً همراه با همتایت است. اما این زیر گروه فاقد فازهای کالکوپریت، سیلیت، و K - Fe - Cl هستند. حجم فازهای جامد عموماً کمتر از ۴۰ درصد میانبار است و حجم حباب‌ها از ۲۰ تا ۶۰ درصد تغییر می‌کند (Hezarkhani and Williams-Jones, 1998).

۶- مواد و روش‌ها

۶-۱. روش شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANNs; Artificial Neural Networks) با الهام از عملکرد مغز انسان و واحدهای پردازشگر (نرون‌ها) آن به وجود آمده‌اند. این مدل بر این فرض استوار است که همانند مغز انسان امکان یادگیری توسط واحدهای عصبی میسر است. حل مسئله توسط شبکه عصبی شامل سه مرحله است: ۱) آموزش (Training)، ۲) تعمیم (Generalization) و ۳) اجرا (Operation). در مرحله آموزش، شبکه الگوهای موجود در ورودی‌هایی که در سری آموزشی قرار دارند، آموزش می‌بیند. هر شبکه عصبی برای یادگیری، از یک قانون خاص استفاده می‌کند. تعمیم به معنای قدرت شبکه عصبی در ایجاد پاسخ‌های قابل قبول برای ورودی‌هایی است که عضو مجموعه سری‌های آموزشی نبوده‌اند. در مرحله اجرا نیز، شبکه عصبی برای انجام عملکرد طراحی شده به آن منظور، استفاده می‌شود

دگرسانی فلیک با جایگزینی تقریباً تمام سیلیکات‌های تشکیل دهنده سنگ توسط سرسیت و کوارتز و نیز جایگزینی زون پتاسیک و حدواسط توسط این زون دگرسانی مشخص می‌شود. پیریت بیش از ۵٪ حجمی سنگ را در این زون دگرسانی تشکیل می‌دهد و به صورت رگه‌ای و افشان دیده می‌شود. رگه‌های کوارتز با هاله‌های ضعیف سرسیتی احاطه شده و رگه‌های پیریتی به صورت بخشی توسط کالکوپریت جایگزین شده‌اند و سیلیسی شدن نیز همزمان با دگرسانی فلیک اتفاق افتاده است (Hezarkhani and Williams-Jones, 1998).

۳-۳. زون دگرسانی پتاسیک-فلیک (حدواسط)

دگرسانی پتاسیک در بخش‌های مرکزی این استوک پورفیری توسط منطقه وسیعی از دگرسانی حدواسط که در آن عیار مس از سمت پتاسیک به فلیک در حال افزایش بوده، پوشیده شده است. مشخصه اصلی این دگرسانی، جانشینی آلپیت به جای پلاژیو کلاز آتوریتی و آلپیتی شدن حاشیه‌های ارتوکلاز است. سرسیت و پیریت نیز به مقدار جزئی جایگزین پلاژیو کلاز، بیوتیت و هورنبلند شده‌اند. سنگ‌ها در این زون دگرسانی شامل انواع رگه‌ها و رگچه‌های موجود در زون‌های دگرسانی پتاسیک و فلیک هستند. سولفیدها در زون دگرسانی حدواسط عمدتاً از نوع کالکوپریت (۱/۵ تا ۸ درصد) و پیریت (۰/۱ تا ۸ درصد) به همراه مقادیر جزئی (حد اکثر تا ۰/۵ درصد) مولیدیت هستند (Hezarkhani and Williams-Jones, 1998; Calagari, 2004a).

۴- کانی‌زایی

انواع کانی‌زایی‌های تشخیص داده شده در سونگون عبارتند از ۱) هیپوزن، ۲) کنتاکت متاسوماتیک (اسکارن) و ۳) سوپرژن (Calagari, 1997). کانی‌زایی هیپوزن هیدروترمال در سونگون چه به لحاظ مکانی و چه به لحاظ زمانی مرتبط با زون‌های دگرسانی هیپوزن است. کانی‌های سولفیدی (پیریت، کالکوپریت و مولیدیت) به طور عمده در زون‌های دگرسانی پتاسیک، فلیک و پتاسیک-فلیک نهشته شده‌اند (Calagari, 2003a and b; Calagari, 2004a). کانی‌زایی هیپوزن در کانسار پورفیری سونگون اغلب به صورت افشان و رگچه‌ای دیده می‌شود. در طی دگرسانی پتاسیک مس به صورت کالکوپریت و به مقدار کمتر به صورت بورنیت نهشته شده است. مس هیپوزن اساساً به صورت کالکوپریت نهشته شده و مولیدین هیپوزن نیز در بخش‌های عمیق استوک پورفیری متمرکز شده و در ارتباط مستقیم با زون دگرسانی پتاسیک است. در زون پتاسیک می‌توان همراهی رگه‌های کوارتزی با فلدسپار پتاسیم، انیدریت، سرسیت و به میزان کمتر کالوپریت را مشاهده کرد. تمرکز سولفیدها و مس از بخش مرکزی استوک پورفیری به سمت بخش‌های پیرامونی استوک افزایش پیدا می‌کند. به نحوی که عیار مس در مرز بین زون‌های دگرسانی پتاسیک و فلیک به بیش از ۰/۸ درصد وزنی می‌رسد. عمده تمرکز سولفیدها مرتبط با کانی پیریت بوده که در دگرسانی فلیک بیشینه مقدار آن مشاهده شده است. نسبت پیریت به کالوپریت از ۴:۱ در بخش‌های خارجی زون دگرسانی پتاسیک به ۱۵:۱ در بخش‌های حاشیه‌ای استوک افزایش پیدا می‌کند (Hezarkhani and Williams-Jones, 1998).

کانی‌زایی از نوع اسکارن در تماس استوک پورفیری II با کربنات‌های کرتاسه فوقانی رخ می‌دهد. دو نوع کانی‌زایی سوپرژن مجزا در سونگون مشخص شده است که عبارتند از زون سوپرژن اکسید و شسته شده و زون سوپرژن سولفیدی (Calagari, 2004b). کانی‌زایی سوپرژن در سونگون بسیار محدود بوده و ضخامتی کمتر از ۴۵ متر دارد (Hezarkhani and Williams-Jones, 1998). در زون سوپرژن این کانسار کانی‌های کولیت، کالکوسیت، به مقدار جزئی بورنیت، مس آزاد و کوپریت و در زون شسته شده کانی‌های گوتیت، لیمونیت، ژاروسیت، همتایت، مالاکیت، آزوریت و کائولینیت مشاهده می‌شود (Simmonds et al., 2017). همچنین غلظت کلی مولیدین در زون سوپرژن خیلی پایین است و آنومالی‌های محلی مشاهده شده از آن در این زون می‌تواند نتیجه حضور فری مولیدیت باشد (Calagari, 2003a).

تابع به حد آستانه آن نرسد، مقدار خروجی نظیر بسیار کوچک یا صفر خواهد بود. وقتی ورودی ترکیب شده به حد آستانه برسد، خروجی تابع مقدار بزرگی خواهد داشت که به اصطلاح نرون تحریک شده است (Haykin, 1999).

ایده اصلی که شبکه‌های عصبی بر آن استوارند این است که برخی پارامترها می‌توانند تنظیم شوند تا شبکه رفتار مطلوب و مورد نظر را به دست دهد. تابع تحریک توسط طراح شبکه انتخاب می‌شود و پارامترهای w و b بر اساس انتخاب تابع تحریک و نوع الگوریتم یادگیری شبکه تنظیم می‌شوند. یادگیری با این معنی است که w و b طوری تنظیم می‌شوند که رابطه خروجی و ورودی شبکه با هدف خاصی مطابقت کند (Menhaj, 2000).

۶-۲. مجموعه داده‌ها

داده‌های میانبارهای سیال کانسار مس پورفیری سونگون شامل سه مجموعه داده (داده‌های گردآوری شده توسط (Hezarkhani (1997) و (Mehrproust (1993) و (Calagari (1997) است.

الف) داده‌های برداشت شده توسط مهرپرتو شامل ۳۳ عدد نمونه دوبر صیقلی از ۳۳ نقطه محل است که مجموعاً ۲۷۷ آنالیز بر روی آنها انجام شده است. این داده‌ها شامل منشأ میانبار سیال (اولیه، ثانویه، ثانویه کاذب)، نوع دگرسانی (پتاسیک، فیلیک، آرژیلیک)، نسبت فاز مایع به بخار، فازهای تشکیل دهنده هر نمونه، دمای یوتکتیک، دمای ذوب یخ، دمای همگنی و شوری سیال هستند.

ب) داده‌های برداشت شده توسط هزارخانی شامل ۱۱ عدد نمونه دوبر صیقلی از ۱۱ نقطه محل بوده که در مجموع ۲۷۰ آنالیز بر روی نمونه‌ها انجام شده است. این داده‌ها شامل منشأ میانبار سیال (اولیه، ثانویه، ثانویه کاذب)، نوع میانبار سیال (LV₀ VL و LVHS_{1,2,3})، نسبت فاز مایع به بخار، فازهای تشکیل دهنده هر نمونه، دمای یوتکتیک، دمای ذوب یخ، دمای همگنی و شوری سیال هستند.

ج) داده‌های برداشت شده توسط کلاگری شامل ۱۵ عدد نمونه دوبر صیقلی از ۱۵ نقطه محل بوده که ۴۴۲ آنالیز بر روی آنها صورت گرفته است. داده‌های کلاگری نیز شامل فازهای تشکیل دهنده هر نمونه، دمای یوتکتیک، دمای ذوب یخ، دمای همگنی و شوری سیال هستند.

پس از میانگین‌گیری داده‌های ثبت شده از هر نوع در هر نقطه، به ترتیب ۷۹، ۴۸ و ۴۶ داده از مطالعات توسط (Hezarkhani (1997) و (Mehrproust (1993) و (Calagari (1997) استخراج شد. در مرحله بعد به منظور بررسی قابلیت تلفیق داده‌های برداشت شده توسط ایشان، از آزمون فیشر استفاده شد. این آزمون با مقایسه مقادیر واریانس دو سری اندازه‌گیری، فرضیه منشأ خطای تصادفی یا سیستماتیک را در اختلافات بین دو سری اندازه‌گیری بررسی می‌کند.

اگر فرض شود که واریانس سری داده اول و دوم به ترتیب برابر $\text{Var}(x_1)$ و $\text{Var}(x_2)$ و $\text{Var}(x_1) < \text{Var}(x_2)$ باشد، آنگاه مقدار پارامتر F_c از رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$F_c = \text{Var}(x_1) / \text{Var}(x_2) \quad (2)$$

سپس به ازای درجه آزادی و سطح اعتماد مطلوب مقدار F_c از جدول فیشر (که در منابع آماری موجود است) به دست می‌آید. حال با مقایسه F_c و F_0 در حالت ممکن است پیش آید:

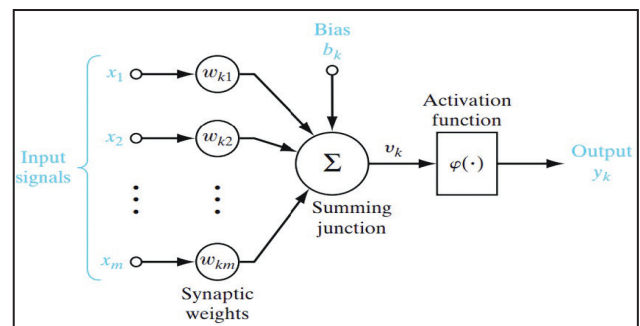
(۱) اختلاف بین دو سری اندازه‌گیری در سطح اعتمادی که به ازای آن F_0 استخراج شده، بی‌اهمیت است که در این صورت: $F_c < F_0$

(۲) اختلاف بین دو سری اندازه‌گیری در سطح اعتمادی که به ازای آن F_0 استخراج شده، با اهمیت است که در این صورت: $F_c > F_0$

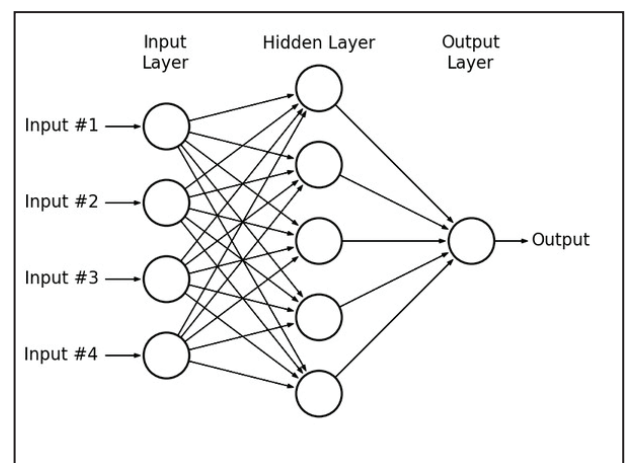
در حالت نخست ($F_c < F_0$) تمام اختلافات را می‌توان به خطای تصادفی نسبت داد ولی در مورد دوم در واقع اختلافات بیش از حدی است که بتوان آن را فقط ناشی از خطای تصادفی دانست بلکه وجود یک خطای سیستماتیک مطرح است (Hassani Pak, 2001). بر این اساس، آزمون فیشر به منظور بررسی قابلیت تلفیق سه سری اندازه‌گیری داده‌های میانبارهای سیال در کانسار مس پورفیری سونگون

شبکه‌های عصبی از لایه‌های به هم پیوسته‌ای تشکیل شده‌اند که پردازش اطلاعات در این لایه‌ها صورت می‌گیرد و هر لایه می‌تواند متشکل از یک یا چند نرون باشد. این لایه‌ها عبارتند از لایه ورودی شامل ورودی‌های شبکه عصبی، یک یا چند لایه پنهان شامل تعدادی نرون و لایه خروجی شامل خروجی‌های شبکه (Dutta, 2006). در شکل ۲ شمای کلی یک نرون مصنوعی و در شکل ۳ ساختار کلی یک شبکه عصبی با یک لایه پنهان نشان داده شده است. بر اساس آنچه در شکل ۲ نشان داده شده نرون کوچک‌ترین واحد پردازشگر اطلاعات و سلول اساسی شبکه است که می‌تواند هر تعداد از ورودی‌ها را دریافت و سیگنال خروجی را تولید کند. بدنه این سلول عصبی از دو بخش تابع جمع‌بندی (Summation Function) و تابع انتقال (Transfer function) تشکیل شده است. وظیفه تابع جمع‌بندی این است که تمام ورودی‌ها را با هم ترکیب و یک عدد تولید کند. در واقع هر ورودی دارای وزن مختص به خود است و ورودی‌ها در اوزان مربوط به خود ضرب و سپس با هم جمع می‌شوند. مجموع حاصل را مجموع وزن‌دار (Weighted Sum) می‌گویند که به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$n = \sum_{i=0}^r p_i w_i + b \quad (1)$$



شکل ۲- نمایش ساختار یک نرون مصنوعی (Haykin, 1999).



شکل ۳- ساختار یک شبکه عصبی لایه ۳ (Haykin, 1999).

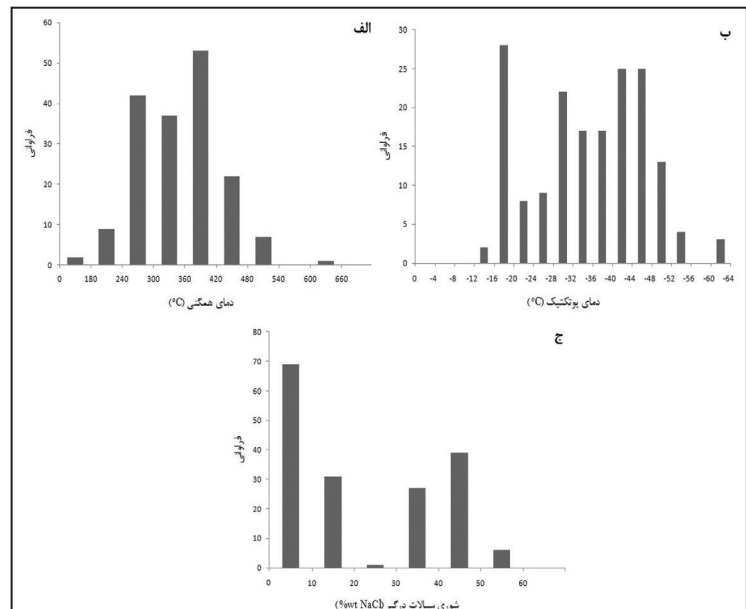
در این رابطه، p ورودی سیستم، w وزن هر ورودی، n خروجی سیستم و r تعداد ورودی‌هاست. b نیز جمله بایاس (Bias) نامیده می‌شود که می‌توان آن را مانند یک وزن اختصاص داده شده به ورودی ثابت یک در نظر گرفت. نقش بایاس افزایش یا کاهش مجموع وزن‌دار است و به عنوان یک جبران‌کننده عمل و به شبکه کمک می‌کند تا الگوهای موجود را بهتر بشناسد (Haykin, 1999).

بخش دوم سلول عصبی تابع انتقال نام دارد که مقدار تابع جمع‌بندی را به خروجی سلول انتقال می‌دهد. به این تابع، تابع تحریک (Activation Function) نیز گفته می‌شود. هر تابع تحریک یک حد آستانه معین دارد، تا زمانی که مقدار ورودی یک

از تلفیق داده‌های مهرپرتو، هزارخانی و کلاگری استفاده شده در این مطالعه، شامل ۱۷۳ داده از ۵۹ نقطه محل است. نمودارهای فراوانی دمای همگنی، دمای یوتکتیک و شوری سیال به ترتیب در شکل‌های ۴-الف، ب و ج ارائه شده است.

توسط مهرپرتو، هزارخانی و کلاگری در سطح اعتماد ۹۵٪ مورد استفاده قرار گرفت. این سه سری اندازه‌گیری به صورت دو به دو برای پارامترهای دمای همگنی، دمای یوتکتیک و شوری میانبار سیال با یکدیگر مقایسه و بر اساس نتایج به دست آمده با یکدیگر تلفیق شدند. در نهایت مجموعه داده حاصل

شکل ۴- نمودارهای فراوانی: الف) دمای همگنی، ب) دمای یوتکتیک و ج) شوری برای ۱۷۳ داده موجود میانبارهای سیال در کانسار مس پورفیری سونگون.



۷- بحث

برای یافتن تعداد نرون‌های لایه پنهان استفاده شده است. این روش بیان می‌کند که تعداد بهینه نرون‌های لایه پنهان در یک شبکه سه‌لایه‌ای (یعنی تنها شامل یک لایه پنهان) برابر است با دو برابر مجموع تعداد نرون‌ها در لایه‌های ورودی و خروجی. بر این اساس تعداد بهینه نرون‌های لایه پنهان در شبکه به کار گرفته شده برابر ۱۸ در نظر گرفته شده است. همچنین در این مطالعه از الگوریتم پس‌انتشار لونی‌رگ-مارکوارت به عنوان یکی از روش‌های مرتبه دوم و بهبود یافته الگوریتم پس‌انتشار استاندارد، برای یادگیری شبکه عصبی استفاده شد. اعتبارسنجی متقابل نیز جهت جلوگیری از بیش‌آموزش و همچنین بیش‌برازشی ناشی از آن در این مرحله به کار گرفته شد. در رابطه با انتخاب توابع تحریک باید گفت که به‌طور کلی یک شبکه عصبی ممکن است توابع تحریک متفاوتی برای هر یک از نرون‌های مختلف در یک لایه یا لایه‌های متفاوت داشته باشد. اما تقریباً تمام شبکه‌های عصبی از توابع تحریک یکسانی برای نرون‌های یک لایه استفاده می‌کنند. اکثر پژوهشگران از توابع نوع سیگموئید برای نرون‌های لایه پنهان استفاده می‌کنند. این در حالی است که دستور العمل مشخصی برای انتخاب تابع تحریک نرون‌های لایه خروجی وجود ندارد (Zhang et al., 1998). در این مطالعه با بررسی و مقایسه نتایج حاصل از به کارگیری توابع تحریک مختلف در نتایج مدل، تابع تحریک سیگموئید برای نرون‌های لایه پنهان و تابع تحریک خطی برای نرون‌های لایه خروجی در نظر گرفته شد.

در شکل ۵ شمای کلی شبکه عصبی به کار گرفته شده نشان داده شده است. نتایج حاصل از شبکه عصبی مصنوعی به کار گرفته شده جهت تفکیک زون‌های دگرسانی در کانسار مس پورفیری سونگون، برای داده‌های آموزش و آزمایش در جدول ۱ ارائه شده است.

بر اساس دقت نتایج حاصل از آزمایش مدل، می‌توان نتیجه گرفت روش‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی در تفکیک و جداسازی زون‌های دگرسانی بر اساس داده‌های میانبارهای سیال عملکرد مطلوبی داشته‌اند.

در مرحله بعد، از این مدل آموزش یافته برای تفکیک زون‌های دگرسانی در مدل بلوکی زمین‌شناسی تهیه شده استفاده شد. در شکل ۶ نتایج حاصل

در مطالعه حاضر داده‌های حاصل از مطالعات میانبارهای سیال مستقیماً جهت تفکیک زون‌های دگرسانی مرتبط با کانی‌زایی (پتاسیک، فیلیک و پتاسیک-فیلیک) در منطقه استفاده شده است. بر این اساس از ۱۷۳ داده میانبارهای سیال موجود در کانسار مس پورفیری سونگون استفاده شد که برای آنها اطلاعات مرتبط با زون دگرسانی نیز ثبت شده بود. با استفاده از روش الگوریتم ژنتیک، مجموعه داده‌های آموزش و آزمایش به نسبت ۸۰٪ و ۲۰٪ از کل داده‌ها و با هدف بیشینه‌سازی شباهت مشخصات آماری در این دو مجموعه ایجاد شد.

در این مطالعه به منظور مدل‌سازی داده‌ها به روش شبکه‌های عصبی از نرم‌افزار متلب نسخه ۲۰۱۷ استفاده شده است. برای این منظور یک شبکه عصبی پرسپترون ۳ لایه جهت طبقه‌بندی زون‌های دگرسانی به کار گرفته شد. بردار لایه ورودی شبکه عصبی تشکیل شده برای هر پارامتر شامل ۶ مؤلفه طول (X)، عرض (Y)، ارتفاع از سطح آب‌های آزاد (Z) و منشأ (Origin)، نوع (Type) و دمای همگنی میانبار سیال (Th) در هر نقطه است. به عبارت دیگر لایه ورودی شبکه شامل ۶ نرون و بردار لایه خروجی شبکه هم با توجه به هدف تعیین شده شامل ۳ زون دگرسانی پتاسیک، فیلیک و پتاسیک-فیلیک است.

متأسفانه برای تعیین تعداد نرون‌های لایه پنهان، قانون صریحی وجود ندارد و اغلب تعداد بهینه نرون‌های لایه پنهان بر اساس سعی و خطا به دست می‌آید. اما به‌طور کلی هر چه تعداد نرون‌های لایه پنهان بیشتر شود، قابلیت شبکه برای تشخیص الگو بیشتر می‌شود. از سوی دیگر، ممکن است شبکه در این حالت به جای یادگیری فرایند آموزش، مثال‌های آموزشی را حفظ کند. در حالی که هدف از به کارگیری شبکه‌های عصبی، تعمیم دادن مدل بر اساس مجموعه آموزشی است و نه حفظ آن. از سوی دیگر اگر تعداد نرون‌های لایه پنهان خیلی کم باشد، ممکن است اساساً شبکه، توانایی یادگیری الگوی موجود در داده‌های آموزشی را نداشته باشد. بنابراین همان‌طور که اشاره شد هیچ اساس نظری خاصی برای یافتن تعداد نرون‌های لایه پنهان وجود ندارد و اغلب با سعی و خطا یا استفاده از روابط تجربی تعداد نرون‌ها در لایه پنهان به دست می‌آیند (Zhang et al., 1998). در این مطالعه از یک روش تجربی

حفر شده در منطقه شد. به این منظور از داده‌های مرتبط با برداشت زمین‌شناسی صورت گرفته برای ۱۵۶ گمانه اکتشافی موجود از منطقه استفاده شد. بر این اساس، با استفاده از ترسیم مقاطع قائم، مقایسه‌ای میان زون دگرسانی مشاهده شده در گمانه‌ها و پیش‌بینی صورت گرفته بر اساس مدل شبکه عصبی به کار گرفته شده جهت طبقه‌بندی، صورت پذیرفت. در شکل ۷، یک نمونه از این مقاطع ارائه شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود زون دگرسانی برای بخش اعظم گمانه‌های واقع در این مقطع با مقطع مدل بلوکی نشان داده شده در شکل ۶ همخوانی دارد.

جدول ۱- نتایج حاصل از مدل شبکه عصبی مصنوعی به کار گرفته شده جهت تفکیک زون‌های دگرسانی بر اساس داده‌های میانبرهای سیال برای داده‌های آموزش و آزمایش.

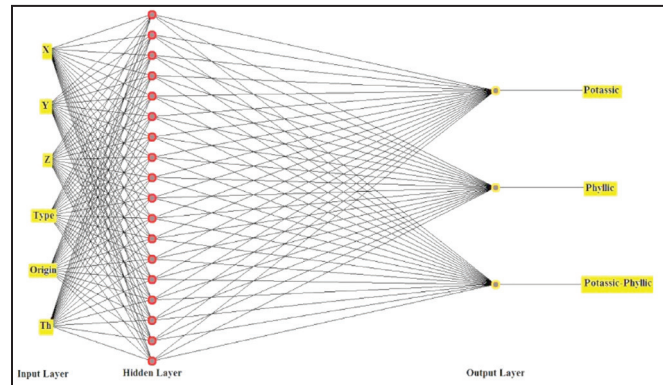
آموزش	آزمایش	
85	82.7	دقت
133	34	تعداد داده

شکل ۶- تفکیک زون‌های دگرسانی در محدوده کانسار مس پورفیری سونگون با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی در مقطع ۵۰۰۰ شمالی.

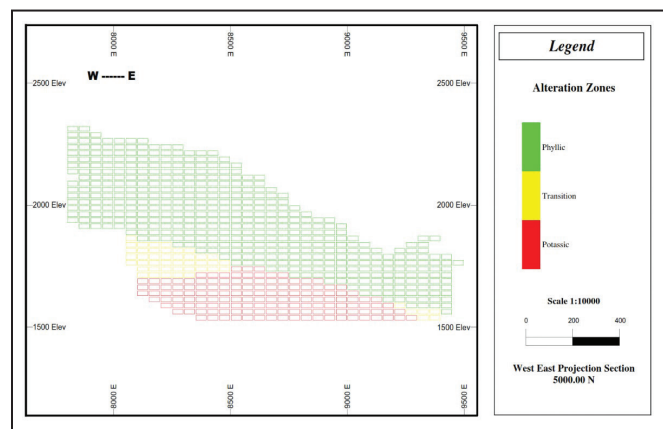
به منظور تفکیک زون‌های دگرسانی استفاده شده است، اما در مطالعه حاضر داده‌های حاصل از مطالعات میانبرهای سیال مستقیماً جهت تفکیک زون‌های دگرسانی مرتبط با کانی‌زایی (پتاسیک، فلیک و پتاسیک-فلیک) در منطقه استفاده شد و در نتیجه به کارگیری روش شبکه‌های عصبی مصنوعی، زون‌های دگرسانی در محدوده کانسار مس پورفیری سونگون به نحو مطلوبی از یکدیگر تفکیک شده‌اند. دقت مدل تفکیک کننده زون‌های دگرسانی که بر اساس روش شبکه عصبی تهیه شد، برای مرحله آموزش و آزمایش به ترتیب برابر با ۸۵ و ۸۲/۵ درصد و نشان‌دهنده مطلوبیت دقت مدل حاصل است. علاوه بر این، مقایسه تطبیقی مدل طبقه‌بندی کننده با برداشت‌های زمین‌شناسی صورت گرفته بر روی مغزه‌های حاصل از ۱۵۶ گمانه اکتشافی حفر شده در سونگون با استفاده از ترسیم مقاطع قائم صورت گرفت. این مقایسه تأیید کننده دقت مدل طبقه‌بندی کننده است و عمده برداشت‌های صورت گرفته با پیشگویی صورت گرفته در مدل تطابق دارد. بر اساس مدل سه‌بعدی حاصل برای زون‌های دگرسانی، بخش‌های عمیق استوک پورفیری متناظر با زون دگرسانی پتاسیک هستند و نواحی سطحی و کم‌عمق، دگرسانی فلیک را نشان می‌دهند. کاربرد عمده چنین مدل‌هایی می‌تواند در بهبود عملکرد مرحله تخمین عیار کانسار در مراحل اولیه اکتشاف باشد. در مراحل اولیه اکتشاف به دلیل

از به کارگیری مدل شبکه عصبی مصنوعی در تفکیک زون‌های دگرسانی در محدوده تخمین کانسار مس پورفیری سونگون نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود بخش‌های عمیق استوک پورفیری متناظر با زون دگرسانی پتاسیک هستند و نواحی سطحی و کم‌عمق، دگرسانی فلیک را نشان می‌دهند.

به منظور اعتبارسنجی مدل‌سازی سه‌بعدی حاصل، اقدام به مقایسه این مدل با برداشت‌های صورت گرفته از موقعیت زون‌های دگرسانی در گمانه‌های اکتشافی



شکل ۵- شمایی از شبکه عصبی پرسپترون ۳ لایه در نظر گرفته شده جهت تفکیک زون‌های دگرسانی در کانسار مس پورفیری سونگون.



۸- نتیجه‌گیری

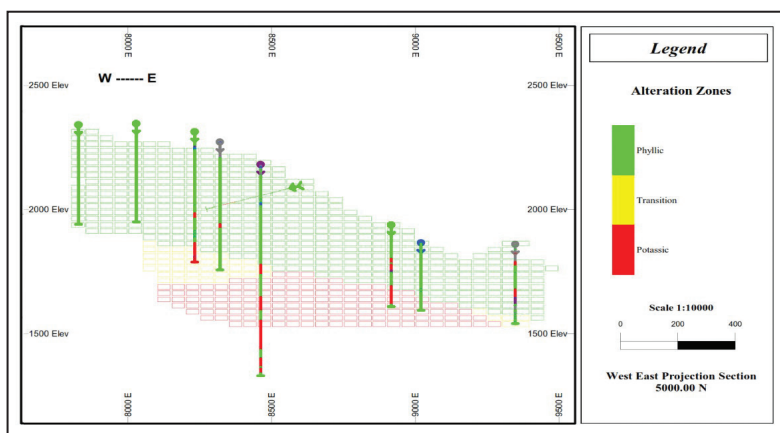
در سال‌های اخیر استفاده از مطالعات میانبرهای سیال در فرایند اکتشاف کانسارها توجه بسیاری از محققین را به خود جلب کرده و مطالعات میانبرهای سیال به یکی از متداول‌ترین شیوه‌ها در مطالعه نهشته‌های معدنی تبدیل شده است. در صورت اجرای دقیق و هدفمند مطالعات، میانبرهای سیال می‌توانند اطلاعات بسیار مفیدی را به عنوان بخشی از روند اکتشاف کانسار فراهم آورند و به عنوان یک مجموعه اطلاعاتی با ارزش به منظور تعمیم دادن اطلاعات به دست آمده از گمانه‌های اکتشافی استفاده شوند. به عنوان نمونه، شناخت درجه حرارت و شوری سیالات کانی‌ساز می‌تواند برای شناخت درجه حرارت تشکیل زون‌های مختلف دگرسانی و یا شناخت نواحی مستعد ادامه کانی‌سازی زیرسطحی استفاده شود. در این مطالعه به منظور مرزبندی زون‌های دگرسانی بر اساس نتایج حاصل از مدل‌سازی سه‌بعدی داده‌های میانبرهای سیال از روش شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده شد که از جمله الگوریتم‌های یادگیری ماشین است.

از آنجا که کانی‌سازی در کانسار مس پورفیری سونگون عمدتاً در زون‌های دگرسانی پتاسیک و فلیک صورت گرفته است، شناسایی و تفکیک زون‌های دگرسانی می‌تواند در شناسایی مناطق دارای پتانسیل کانی‌زایی مؤثر واقع شود. در مطالعات کنونی صورت گرفته، از داده‌های میانبرهای سیال به‌طور غیرمستقیم

بیشتر به عنوان ابزارهای تکمیلی قابل استفاده هستند و به عنوان جایگزینی برای بررسی زون‌های دگرسانی بر اساس برداشت‌های زمین‌شناسی محسوب نمی‌شوند.

تعداد کم داده‌های برداشت شده می‌تواند از چنین مدل‌هایی برای زون‌بندی فضای مدل بلوکی بر اساس زون‌های دگرسانی بهره‌برد. لازم به ذکر است که چنین مطالعاتی

شکل ۷- بررسی تطبیقی زون‌های دگرسانی در مدل سه‌بعدی تهیه شده به روش شبکه عصبی مصنوعی و گمانه‌های اکتشافی در مقطع قائم ۵۰۰۰ شمالی.



References

- Abbaszadeh, M., Hezarkhani, A. and Soltani-Mohammadi, S., 2013- An SVM based machine learning method for the separation of alteration zones in Sungun porphyry copper deposit, *Chem Erde-Geochem*, vol. 73, p. 545- 554.
- Abbaszadeh, M., Hezarkhani, A. and Soltani-Mohammadi, S., 2015- Classification of Alteration Zones Based on Whole- Rock Geochemical Data using Support Vector Machine. *Journal of the Geological Society of India.*, vol. 85.
- Aghazadeh, M., Z. Hou, Badrzadeh, Z. and Zhou, L., 2015- Temporal-spatial distribution and tectonic setting of porphyry copper deposits in Iran: Constraints from zircon U-Pb and molybdenite Re-Os geochronology, *Ore Geology Reviews*, vol. 70, p. 385- 406.
- Asghari, O. and Hezarkhani, A., 2008- Applying discriminant analysis to separate the alteration zones within the Sungun porphyry copper deposit. *Journal of Applied Sciences*, vol. 24, p. 4472- 4486.
- Bakhshandeh Amnieh, H., Siamaki, A. and Soltani, S., 2012- Design of blasting pattern in proportion to the peak particle velocity (PPV): Artificial neural networks approach, *Safety Science*, Vol. 50, p. 1913- 1916.
- Bakker, R. J., 1999- Optimal Interpretation of Microthermometrical Data from Fluid Inclusions: Thermodynamic Modelling and Computer Programming. Ruprecht-Karls-University Heidelberg, Germany, 54 p.
- Beane, R. E. and Bodnar, R. J., 1995- Hydrothermal fluids and hydrothermal alteration in porphyry copper deposits. In: Pierce, F.W., Bohm, J.G. (Eds.), *Porphyry Copper Deposits of the American Cordillera: Tucson, AZAZ Geol. Soc. Dig.*, vol. 20. Arizona Geological Society, Arizona, United States, p. 83- 93 .
- Beane, R. E. and Titley, S. R., 1981- Porphyry copper deposits, Part II: Hydrothermal alteration and mineralization: *ECONOMIC GEOLOGY*, 75TH ANNIV. p. 235- 269.
- Calagari, A. A. and Hosseinzadeh, G., 2006- The mineralogy of copper-bearing skarn to the east of the Sungun-Chay river, East-Azarbaidjan, Iran, *Journal of Asian Earth Sciences*, Vol. 28, p. 423- 438.
- Calagari, A. A., 1997- Geochemical, stable isotope, noble gas, and fluid inclusion studies of mineralization and alteration at Sungun porphyry copper deposit, East-Azarbaidjan, Iran: Implication for genesis. (Ph.D. thesis), Manchester University, Manchester, UK.
- Calagari, A. A., 2003a- Concentration Variations of Major and Minor Elements Across Various Alteration Zones in Porphyry Copper Deposit at Sungun, East Azarbaidjan, Iran, *Journal of Sciences Islamic Republic of Iran*, Vol. 14, p. 27- 36.
- Calagari, A. A., 2003b- Stable isotope (S, O, H and C) studies of the phyllic and potassic-phyllitic alteration zones of the porphyry copper deposit at Sungun, East Azarbaidjan, Iran, *Journal of Asian Earth Sciences*, Vol. p. 767- 780.
- Calagari, A. A., 2004a- Geology and fracture-related hypogene hydrothermal alteration and mineralization of porphyry copper deposit at Sungun, Iran, *Journal of the Geological Society of India*, Vol. 64, p. 595- 618.
- Calagari, A. A., 2004b- Fluid inclusion studies in quartz veinlets in the porphyry copper deposit at Sungun, East-Azarbaidjan, Iran, *Journal of Asian Earth Sciences*, Vol. 23, p. 179- 189.
- Canet, C., Franco, S. I., Prol-Ledesma, R. M., González-Partida, E. and Villanueva-Estrada, R. E., 2011- A model of boiling for fluid inclusion studies: application to the Bolaños Ag-Au-Pb-Zn epithermal deposit, Western Mexico, *Journal of Geochemical Exploration*, vol. 110, p. 118- 125.
- Cardon, H. R. A. and Hoogstraten, R. V., 1995- Key Issues for Successful Neural Network Applications: An Application in Geology, *Artificial Neural Network: An Introduction to ANN Theory and Practice*, Braspenning, P.J., Thuijman, F., and Weijters, A.J.M.M., p. 235- 245.
- Cheng, B. and Titterton, D. M., 1994- Neural networks: A review from a statistical perspective, *Statistical Science*, vol. 9(1), pp. 2- 54.
- Dutta, S., 2006- Predictive performance of machine learning algorithms for ore reserve estimation in sparse and imprecise data, PhD thesis, University of Alaska Fairbanks, p.189.
- Foody, G. M., 1996- Relating the land-cover composition of mixed pixels to artificial neural network classification output, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Vol. 62, p. 491- 499.
- Hassani Pak, A. A., 2001, *Mining Sampling (Exploration, Exploitation & Mineral Processing)*, Tehran University Press, p. 523.
- Haykin, S., 1999- *Neural Networks – A Comprehensive Foundation*. Prentice Hall, New Jersey.

- Hezarkhani, A. and Williams-Jones, A. E., 1998- Controls of alteration and mineralization in the Sungun Porphyry Copper Deposit, Iran: evidence from fluid inclusions and stable isotopes. *Economic Geology*, vol. 93, p. 651- 670.
- Hezarkhani, A., 1997- Physicochemical controls on alteration and copper mineralization in the Sungun porphyry copper system, Iran. (PhD), University of McGill, Montreal, Quebec, Canada.
- Hezarkhani, A., 2006a- Hydrothermal evolutions at the Sar-Cheshmeh porphyry Cu–Mo deposit, Iran: evidence from fluid inclusions, *Journal of Asian Earth Sciences*, vol. 28, p. 408- 422.
- Hezarkhani, A., 2006b- Mineralogy and fluid inclusion investigations in the Reagan Porphyry System, Iran, the Path to an uneconomic porphyry copper deposit, *Journal of Asian Earth Sciences*, vol. 27, p. 598- 612.
- Hezarkhani, A., 2008- Hydrothermal Evolution in Miduk Porphyry Copper System (Kerman, Iran): Based on the Fluid Inclusion Investigation, *Journal of IGR*, Stanford, USA., vol. 50, p. 665- 684.
- Hezarkhani, A., 2009- Hydrothermal fluid geochemistry at the Chah-Firuzeh porphyry copper deposit, Iran: Evidence from fluid inclusions, *Journal of Geochemical Exploration*, vol. 101, p. 254- 264.
- Hezarkhani, A., Tahmasebi, T. and Asghari, O., 2010- Separating the Sungun copper deposit alteration zones by applying artificial neural network, *journal of geosciences*, vol.20, No.77, p. 41- 46.
- Kotake, N., Suzuki, K., Asahi, S. and Kanda, Y., 2002- Experimental study on the grinding rate constant of solid materials in a ball mill, *Powder Technol*, Vol. 122, p. 101- 108.
- Landtwing, M. R., Pettke, T., Halter, W. E., Heinrich, C. A., Redmond, P. B., T., E. M. and Kunze, K., 2005- Copper deposition during quartz dissolution by cooling magmatic-hydrothermal fluids: The Bingham porphyry. *Earth and Planetary Science Letters*, vol. 235, p. 229- 243.
- Lee, C. and Sterling, R., 1992- Identifying probable failure modes for underground openings using a neural network, *International Journal of Rock Mechanics and Mining Science and Geomechanics Abstracts*, vol. 29(1), p. 49- 67.
- Lescuyer, J. L., Riou, R., Babakhani, A., Alavi Tehrani, N., Nogol, M. A., Dido, J. and Gemain, Y. M., 1978- Geological map of the Ahar area: Geological Survey of Iran.
- Linderman, M., Liu, J., Qi, J., An, L., Ouyang, Z., Yang, J. and Tan, Y., 2004- Using Artificial Neural Networks to Map the Spatial Distribution of Understorey Bamboo from Remote Sensing Data, *Int. J. Remote Sensing*, vol. 25, p. 1685- 1700.
- Lowell, J. D. and Guilbert, J. M., 1970- Lateral and vertical alteration mineralization zoning in porphyry ore deposits. *Economic Geology*, vol. 65, p. 373- 408.
- Mehrpourt, M., 1993- Contributions to the geology, geochemistry, ore genesis and fluid inclusion investigations on Sungun Cu-Mo porphyry deposit, (North-West of Iran), PhD Thesis, Hamburg University, Hamburg, Germany, 1- 245.
- Menhaj, M. B., 2000- Fundamentals of Artificial Neural Networks, Tehran, Iran, Amirkabir University Press.
- Miller, D. M., Kaminsky, E. J., and Rana, S., 1995- Neural Network Classification of Remote Sensing Data, *Computers and Geosciences*, vol. 21, p.377- 386.
- Moritz, R., 2006- Fluid salinities obtained by infrared microthermometry of opaque minerals: Implications for ore deposit modeling - A note of caution, *Journal of Geochemical Exploration*, vol. 89, p. 284- 287.
- Nayak, P. C., Rao, Y. R. S. and Sudheer, K. P., 2006- Groundwater Level Forecasting in a Shallow Aquifer Using Artificial Neural Network Approach, *Water Resources Management*, vol. 20, p.77- 90.
- Rizzo, D. M. and Dougherty, D. E., 1994- Characterization of aquifer properties using artificial neural networks: Neural kriging, *Water Resources Research*, vol. 30, p. 483- 497.
- Rusk, B. G., Reed, M. H., Dilles, J. H., Klemm, L. M. and Heinrich, C. A., 2004- Compositions of magmatic hydrothermal fluids determined LAICP- MS of fluid inclusions from the porphyry copper-molybdenum deposit at Butte, MT: *Chemical Geology*, vol. 210, p. 173- 199.
- Shahin, M. A., Jaksa, M. B. and Maier, H. R., 2008- State of the art of artificial neural networks in geotechnical engineering, *Electronic Journal of Geotechnical Engineering*, vol. Special Volume Bouquet.
- Simmonds, V., Moazzen, M. and Mathur, R., 2017- Constraining the timing of porphyry mineralization in northwest Iran in relation to Lesser Caucasus and Central Iran; Re –Os age data for Sungun porphyry Cu–Mo deposit, *International Geology Review*, vol. 59, p. 1561- 1574.
- Singh, V., Banerjee, P. K., Tripathy, S. K., Saxena, V. K. and Venugopal, R., 2013- Artificial Neural Network Modeling of Ball Mill Grinding Process, *Powder Metallurgy and Mining*, vol. 2.
- Soltani, S., Bakhshandeh Amnieh, H. and Bahadori, M., 2012- Investigating Ground Vibration to Calculate the Permissible Charge Weight for Blasting Operations of Gotvand-Olya Dam Underground Structures, *Archives of Mining Science*, vol. 56, p. 701- 710.
- Sutherland, B. A., and Cathro, R. J., 1976- A perspective of porphyry deposits: Porphyry deposits of the Canadian Cordillera, special vol, 15, p. 7- 15.
- Tahmasebi, P. and Hezarkhani, A., 2009- Application of Discriminant and Principal Components Analysis for Alteration Separation; Sungun Copper Porphyry Deposit, East Azerbaijan, Iran, *Australian Journal of Basic and Applied Sciences*, vol. 6, p. 564- 576.
- Thierry, R., 2006- Thermodynamic modelling of aqueous CH₄-bearing fluid inclusions trapped in hydrocarbon-rich environments, *Chemical Geology*, vol. 227, p. 154- 164.
- Wang, Y. G. and Li, H., P., 2010- Remote sensing image classification based on artificial neural network: A case study of Honghe Wetlands National Nature Reserve, *International Conference on Computer, Mechatronics, Control and Electronic Engineering (CMCE)*, p. 17- 20.
- Zhang, D., Xu, G., Zhang, W., and Golding, S. D., 2007- High salinity fluid inclusions in the Yinshan polymetallic deposit from the Le–De metallogenic belt in Jiangxi Province, China: Their origin and implications for ore genesis. *Ore Geology Reviews*, vol. 31, p. 247- 260.
- Zhang, G. P., Patuwo, B. E. and Hu, M. Y., 1998- Forecasting with artificial neural networks: The state of the art., *International Journal of Forecasting*, vol. 1, p. 35- 62.
- Zhao, K. and Chen, S., 2011- Study on artificial neural network method for ground subsidence prediction of metal mine, *The Second International Conference on Mining Engineering and Metallurgical Technology, Procedia Earth and Planetary Science*, vol. 2, p. 177- 182.

Potassic and phyllic alteration zoning based on the results of 3D modeling of fluid inclusion data by artificial neural networks

M. Abbaszadeh^{1*}, A. Hezarkhani² and S. Soltani Mohammadi³

¹Assistant Professor, Department of Mining Engineering, University of Kashan, Kashan, Iran

²Professor, Department of Mining and Metallurgical Engineering, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran

³Associate Professor, Department of Mining Engineering, University of Kashan, Kashan, Iran

Received: 2017 November 02

Accepted: 2018 June 30

Abstract

In recent years, economic geology studies have become very popular method in mineral exploration studies. Modeling fluid inclusion data is one of the common studies in economic geology. In this research artificial neural networks method, as one of the machine learning algorithms, is used for three-dimensional modeling and application of the results of fluid inclusion analysis in Sungun porphyry copper deposit. For this purpose, fluid inclusion data is used for directly separation of related alteration zones with mineralization (Potassic, Phyllic and Potassic-Phyllic). Due to the relation that exists between alteration zones and mineralization areas, based on 173 fluid inclusion data the separation of alteration zones is modeled by artificial neural networks method in Sungun porphyry copper deposit. According to the validation studies, it can be concluded that precision of this model is appropriate (83%) and trained model could be used for separation of alteration zones in Sungun porphyry copper deposit.

Keywords: Fluid Inclusion, Machine Learning Algorithms, Artificial Neural Networks Method, Alteration Zones, Sungun Porphyry Copper Deposit.

For Persian Version see pages 115 to 122

*Corresponding author: M. Abbaszadeh; E-mail: Abbaszadeh@kashanu.ac.ir